

Planning and performing tests in engineering or chemical process

Patent number: DE19742902
Publication date: 1999-04-15
Inventor: OTTE VIKTOR PROF DR ING [DE]; OTTE RALF DIPL
ING [DE]
Applicant: ABB PATENT GMBH [DE]
Classification:
- international: G06F17/50; G05B19/4097; B62D65/00; C07B61/00;
C12N15/00; B01J19/00
- european: B01J19/00B
Application number: DE19971042902 19970929
Priority number(s): DE19971042902 19970929

Abstract of DE19742902

Processes for planning and carrying out testing in advance or during production employ neural analysis based on self-organizing maps (SOMs) or neural modeling based on radial base functions using a security radial base function (RBF) network. A process for planning and carrying out testing in advance or during production of technical or chemical products comprises collecting and processing all the values relevant to the experiment by a neural analysis based on self-organizing maps (SOMs), in which a topology producing, non-linear projection of data of the relevant experiment or production parameter is performed on a multidimensional SOM and, from the SOM, the non-linear dependencies between aim and input values are analyzed. An Independent claim is also included for a process for planning and carrying out tests or production in an engineering or chemical plant, in which the basic dependencies of all test-relevant values are interrelated by neural modeling based on radial base functions (RBFs) using a security-RBF network which gives, in addition to the model values, the safety of prediction by evaluating the activation response of hidden neurons.

Data supplied from the **esp@cenet** database - Worldwide

THIS PAGE BLANK (USPTO)



19 BUNDESREPUBLIK
DEUTSCHLAND



DEUTSCHES
PATENT- UND
MARKENAMT

12 Offenlegungsschrift
10 DE 197 42 902 A 1

21 Aktenzeichen: 197 42 902.5
22 Anmeldetag: 29. 9. 97
43 Offenlegungstag: 15. 4. 99

51 Int. Cl.⁶:
G 06 F 17/50
G 05 B 19/4097
B 62 D 65/00
C 07 B 61/00
C 12 N 15/00
B 01 J 19/00

DE 197 42 902 A 1

- 71 Anmelder:
ABB Patent GmbH, 68309 Mannheim, DE
- 72 Erfinder:
Otte, Viktor, Prof. Dr.-Ing.habil., 42657 Solingen, DE;
Otte, Ralf, Dipl.-Ing., 69469 Weinheim, DE
- 56 Für die Beurteilung der Patentfähigkeit in Betracht
zu ziehende Druckschriften:
DE 195 18 804 A1
DE 195 05 506 A1
DE 40 29 774 A1
DE 297 00 028 U1
EP 06 53 714 A2
WENZEL,Lothar: Optimalstrategie. In: mc extra,
10/95, S.30-33;
Prozeßmodelle auf Basis Neuronaler Netze. In:
atp 4/97, S.66;
LATTASCH,Martin, u.a.: Einsatz von Neuronalen
Netzen zur Technischen Diagnose. In: atp -
Automatisierungstechnische Praxis 39, 1997, 8,

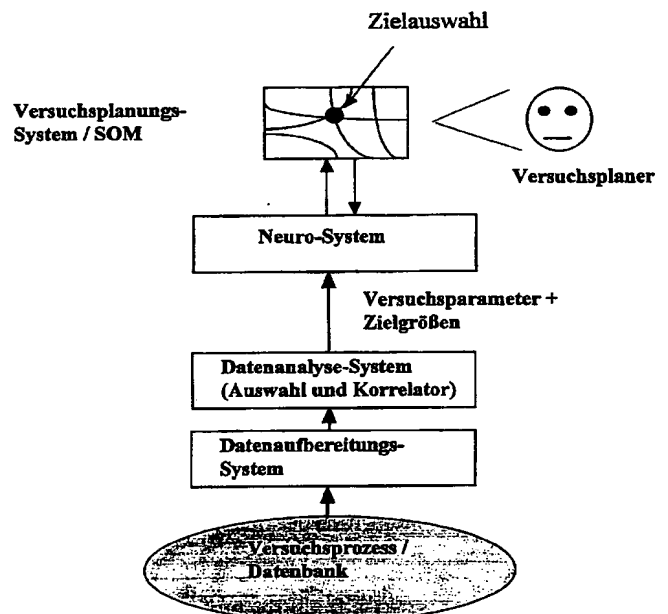
S.53-60;
SPUR,Günter, KRAUSE, Frank-Lothar: CAD-Technik,
Carl Hanser Verlag, München, Wien, 1984, S.282-
S.285;
BRAUSE,Rüdiger: Neuronale Netze, B.G. Teubner
Stuttgart 1995, S.152-165;
KOHONEN,Teuvo, et.al.: Engineering Applications
of the Self-Organizing Map. In: Proceedings Of
The IEEE, Vol.84, No.10. Oct. 1996, S.1358-1382;
HALICI,Ugur, ONGUN,Güçlü: Fingerprint Classi-
fication Through Self-Organizing Feature Maps
Modified to Treat Uncertainties. In: Proceedings
Of The IEEE, Vol.84, No.10. Oct. 1996, S.1497-
S.1512;
GRAEDEL,T.E., MCGILL,R.: Graphical Presentation
of Results from Scientific Computer Models. In:
Science, Vol.215, 5. March 1982, S.1191-1198;

Die folgenden Angaben sind den vom Anmelder eingereichten Unterlagen entnommen

Prüfungsantrag gem. § 44 PatG ist gestellt

54 Verfahren zur Planung und Durchführung von Versuchen

57 Die Erfindung bezieht sich auf ein Verfahren zur Pla-
nung und Durchführung von Versuchen in einem techni-
schen oder chemischen Prozeß. Als Versuche werden so-
wohl Experimente im Vorfeld einer Produktion als auch
Operationen während der Produktherstellung selbst be-
zeichnet. Um eine gleichzeitige und zusammenhängende
Bewertung relevanter Versuchsparameter zu ermögli-
chen, wird vorgeschlagen, die Versuchsparameter durch
eine neuronale Analyse auf Grundlage selbstorganisie-
render Karten in Beziehung zueinander auszuwerten, in-
dem eine topologieerhaltende, nichtlineare Projektion
von Daten der Versuchsparameter auf eine mehrdimen-
sionale neuronale Karte (sog. SOM) realisiert wird und die
Ergebnisse im über ein Security-RBF-Netzwerk verifiziert
werden.



DE 197 42 902 A 1

Die Erfindung bezieht sich auf ein Verfahren zur Planung und Durchführung von Versuchen im Vorfeld oder während einer Produktion von technischen oder chemischen Produkten. Ein technisches Produkt kann beispielsweise ein Teil einer Kraftwerksanlage sein.

Das Verfahren ist geeignet zur Planung und Durchführung von Versuchen im Fahrzeug- und Maschinenbau, im Anlagenbau, in der Feinwerktechnik und zur Anwendung bei Entwicklungsprozessen für chemische Produkte oder Werkstoffe.

Es ist allgemein bekannt, im Vorfeld einer Produktion Versuche durchzuführen, um eine Aussage über die zu erwartenden Produkteigenschaften und die zugrundeliegenden Einflußgrößen zu bekommen. Das Ziel einer Produktion ist es, Produkte mit bestimmten Eigenschaften herzustellen, deshalb ist der Zusammenhang f zwischen den Einflußgrößen oder Parametern vp_i und den Produkteigenschaften vz_j von besonderem Interesse.

$$vz_j = f(vp_i) \quad (1)$$

Um den Zusammenhang f am realen Produkt zu ermitteln, verwendet man u. a. statistische Versuchsplanungsmethoden (SVP). Innerhalb dieser Methoden gibt es Verfahren der Varianz- und Diskriminanzanalyse, der Korrelationsanalyse, z. B. partielle und multiple Korrelationsanalysen und Regressionsverfahren, z. B. lineare und nichtlineare multiple Regressionsverfahren. Aufgabe aller dieser Verfahren ist es, Beziehungen zwischen den Einflußfaktoren und den Zielgrößen zu bestimmen.

Im Falle der Regressionsverfahren ist bekannt, eine Abhängigkeit zwischen einer Zielgröße vz und N Einflußgrößen vp_i z. B. nach folgender Gleichung zu bestimmen:

$$vz = b_0 + b_1 * vp_1 + b_2 * vp_2 + \dots + b_N * vp_N + b_{12} * vp_1 * vp_2 + b_{13} * vp_1 * vp_3 + \dots + b_{N-1,N} * vp_{N-1} * vp_N + b_{11} * vp_1^2 + b_{22} * vp_2^2 + \dots + b_{NN} * vp_N^2 + e \quad (2)$$

mit b_{ij} sind die Regressionskoeffizienten beschrieben, e ist die Versuchsvarianz. Durch Schätzung der Regressionskoeffizienten läßt sich ein linearer Zusammenhang (Gleichung 2, Zeile 1), wechselseitiger Zusammenhang (Gleichung 2, Zeile 2) und quadratischer Zusammenhang (Gleichung 2, Zeile 3) zwischen den Einflußgrößen und der Zielgröße ermitteln, siehe H. Petersen, "Einsatz statistischer Methoden bei der Qualitätssicherung in der chemischen Industrie", ecomed-Verlag, 1993 Seiten 64 bis 72.

Im Falle der Varianz- oder Diskriminanzanalyse wird eine Funktion angenommen, z. B.

$$vz = b_0 + b_1 * vp_1 + b_2 * vp_2 + \dots + b_N * vp_N \quad (3)$$

und die Parameter b_0, \dots, b_N werden geschätzt. Der Unterschied zu den Regressionsverfahren besteht darin, daß entweder die Zielgröße vz oder die Einflußgrößen vp nur nominal skaliert sein müssen, siehe K. Backhaus et. al. "Multivariate Analysemethoden", 8. Auflage, Springer Verlag, 1996, Seiten 56 bis 165.

Ein Nachteil der Anwendung dieser Verfahren zur Versuchsplanung ist, daß bei nichtlinearen Zusammenhängen der Größen keine allgemeinen Aussagen darüber getroffen werden können, welche Prozeßgrößen welchen Einfluß auf den Versuch haben. Denn ein beliebiger, nichtlinearer Zusammenhang und eine Wechselwirkung aller Einflußgrößen untereinander kann mit Gleichung (2) und (3) im allgemeinen nicht berechnet werden, da Gleichungen immer Grundannahmen über den Zusammenhang benötigen. Basierend auf diesen Grundannahmen werden die Koeffizienten in den Gleichungen geschätzt.

Mit herkömmlichen SVP-Methoden ist es damit nicht immer möglich, die quantitativen Einflüsse der Einflußgrößen auf eine oder mehrere Zielgrößen anzugeben, d. h. es ist nicht möglich, z. B. besonders sensitive Einflußgrößen zu ermitteln.

Eine andere Möglichkeit, sogenannte Sensitive Analysen (SA) durchzuführen besteht darin, mit Ausnahme der betrachteten Versuchsparameter alle anderen Parameter festzuhalten und den Einfluß dieser veränderbaren Größen auf die Zielgröße zu bestimmen. Im einfachsten Fall kann immer nur eine Einflußgröße zur gleichen Zeit verändert werden. Es wird ermittelt, welcher Veränderung die Zielgröße unterliegt, wenn die Einflußgröße eine vordefinierte Veränderung durchläuft. Das läßt sich z. B. durch eine partielle Ableitung der Ausgangsgröße nach der jeweiligen Eingangsgröße realisieren. Damit sind allerdings praktische Einschränkungen verbunden, da nicht immer mathematische Gleichungen für den Zusammenhang vorliegen, also kein mathematisches Modell existiert.

Aber selbst für den Fall, daß das Modell in einer anderen auswertbaren Form, z. B. als neuronales feed-forward-Modell, vorliegen würde, bleibt der Nachteil bestehen, daß immer einige Eingangsparameter festgehalten werden müssen und nur eine Eingangsgröße verändert werden darf, um die dadurch hervorgerufene Änderung der Zielgröße zu analysieren. Für linearisierbare Zusammenhänge zwischen den Einflußgrößen und der Zielgröße ist das oben genannte Verfahren erfolgreich anwendbar, da man dann davon ausgeht, daß sich die Ergebnisse linear überlagern lassen. Für stark nicht-lineare Zusammenhänge ist es allerdings problematisch, da die gegenseitigen Einflüsse der Versuchsparameter nicht herausgefunden und die erhaltenen Ergebnisse in der Regel nicht verallgemeinert werden können. Das Problem ist, daß man die fixen Eingangsparameter auf einen vordefinierten Arbeitspunkt einstellen muß. Welcher Arbeitspunkt aber gerade der Richtige ist, ist oftmals unbekannt.

Ein weiterer Nachteil ist, daß alle oben genannten Ansätze auf der Grundannahme nach Gleichung (1) aufgebaut sind, d. h. eine Anzahl von N Einflußgrößen beeinflussen eine Anzahl von L Zielgrößen. Dabei wird stets angenommen, daß die Zielgrößen, d. h. die Produkteigenschaften, voneinander unabhängig sind. Versuche, bei denen sich die Produkteigenschaften auch untereinander beeinflussen können, bei denen eine Zielgröße somit gleichzeitig auch Einflußgröße sein kann, sind mit oben genannten Ansätzen prinzipiell nicht erfaßbar, da Gleichung (1) nicht rückgekoppelt ist. Die Suche

nach einer Funktion f in Gleichung (1) erfaßt damit per Definition nur vorwärtsgerichtete Zusammenhänge.

Ein weiterer Nachteil bisheriger Verfahren der Versuchsplanung ist, daß es i.a. nicht möglich ist, genau diejenigen Kombinationen von Versuchsparametern vorzugeben, die den meisten Informationsgewinn für das weitere Experiment bringen.

Der Erfindung liegt die Aufgabe zugrunde, ein Verfahren anzugeben, das eine gleichzeitige und zusammenhängende Bewertung und Anzeige aller relevanter Versuchsparameter und Zielgrößen eines konstruktiven, technischen oder chemischen Prozesses ermöglicht und dabei für jeden beliebigen Wert der – durch den Versuch zu untersuchenden – Zielgrößen eine quantitative Aussage über die zugrundeliegenden Einflüsse der Versuchsparameter macht und weiterhin diejenigen Parameterkombinationen vorgibt, die für weitere Versuche den größten Informationsgewinn erbringen.

Diese Aufgabe wird gelöst durch ein im Anspruch 1 angegebenes Verfahren zur Planung und Durchführung von Versuchen im Vorfeld oder während einer Produktion von technischen oder chemischen Produkten. Dabei werden alle für einen Versuch relevanten Größen zusammengefaßt und durch eine neuronale Analyse auf der Grundlage selbstorganisierender Karten (Self-Organizing-Map, sogenannte SOM) in Beziehung zueinander ausgewertet, indem eine topologieerhaltende, nichtlineare Projektion von Daten der relevanten Versuchsparameter auf eine mehrdimensionale, höhen- oder farbkodierte, neuronale Karte (SOM) realisiert wird. Auf dieser SOM wird der aktuell parametrisierte Versuch farblich aufgetragen und im Kontext anderer möglicher oder schon durchgeführter Versuche verglichen. Dadurch kann mittels dieser SOM bestimmt werden, welche Versuchsparameter welchen Einfluß auf eine oder mehrere Zielgrößen haben, unter Berücksichtigung der nichtlinearen Wechselbeziehungen der Einflußgrößen untereinander.

Ein weiterer Lösungsweg wird durch ein im Anspruch 13 angegebenes Verfahren zur Planung und Durchführung eines technischen oder chemischen Versuches angegeben, bei dem die zugrundeliegenden Zusammenhänge aller für einen Versuch relevanten Größen durch eine neuronale Modellierung auf der Grundlage Radialer-Basis-Funktionen (RBF) in Beziehung zueinander gebracht werden, indem eine Security-RBF-Netzwerk verwendet wird, das zusätzlich zum Modellwert die Sicherheit der Aussage angibt, indem die Aktivierungsantwort der Hidden-Neuronen ausgewertet wird.

Vorteilhafte Ausgestaltungen sind in weiteren Ansprüchen angegeben. Durch den ganzheitlichen Ansatz werden nicht nur die Werte einzelner Versuchsparameter, sondern auch gerade ihre gegenseitigen Einflüsse untereinander berücksichtigt.

Für die weitere Beschreibung des Verfahrens werden folgende Definitionen festgelegt.

Ein Experiment ist ein Vorgang mit dem Ziel, neue Erkenntnisse über Zusammenhänge zwischen Einfluß- und Zielgrößen zu ermitteln. Eine Produktion ist ein Vorgang mit dem Ziel, Produkte mit bestimmten Eigenschaften zu erzeugen, unter Berücksichtigung der zugrundeliegenden Einflußparameter. Ein Versuch ist ein Experiment im Vorfeld der Produktion oder ein Vorgang während der Serienproduktion mit dem Ziel der Überprüfung und gegebenenfalls weiteren Verbesserung der Produkteigenschaften.

Unter einem Versuch v wird somit jede Operation verstanden, die darauf abzielt, neue Erkenntnisse über eine oder L Zielgrößen v_z zu gewinnen oder die Produkteigenschaften im Rahmen der Produktion zu verbessern. Ein Versuch wird dabei durch N verschiedene Parameter v_p beeinflusst, die im Vorfeld des Versuches eingestellt werden und von denen angenommen wird, daß sie einen Einfluß auf die Zielgrößen haben. Ein Versuch v wird demnach durch folgenden Vektor vec von Versuchsgrößen v_p und v_z beschrieben:

$$\text{vec} = (v_{p1}, v_{p2}, \dots, v_{pi}, \dots, v_{pN}, v_{z1}, v_{z2}, \dots, v_{zj}, \dots, v_{zL}) \quad (4)$$

wobei v_{pi} die i-te Einflußgröße oder auch der i-te Versuchsparameter des Versuches und v_{zj} die j-te Zielgröße des Versuches ist. Als Versuchsgrößen werden damit alle Einflußparameter und Zielgrößen eines Versuches definiert. Die Anzahl $n = N + L$ gibt die Gesamtanzahl der zugrundeliegenden Größen für einen Versuch an. Dabei sollte L stets deutlich kleiner als N sein ($L \ll N$) im einfachsten Fall ist $L=1$. Durch eine Vielzahl von Versuchen v^i entsteht somit eine Matrix mit Werten der Versuchsreihe, wobei z. B. in den Spalten die Versuchsgrößen und in den Zeilen die Werte eines jeweiligen Versuches stehen.

In der Systemtheorie wird als Zustandsraum V eines Prozesses der n-dimensionale Vektorraum bezeichnet, in dem die Prozeßdaten übereinander aufgetragen werden können. Zum Beispiel entspricht ein Datenbeispiel zu einem Zeitpunkt t_0 einer Zeile in o.g. Matrix und damit einem Punkt in diesem Zustandsraum. Nachstehend wird unter einem Eingangsraum oder Versuchsraum V genau dieser Zustandsraum verstanden. Der Ausgangsraum ist der 2-dimensionale Raum, der auf der SOM-Karte abgebildet wird. Jeder Versuch v wird somit in V als Punkt dargestellt, eine Versuchsreihe stellt im allgemeinen eine Punktwolke in V dar. Aufbauend auf einer vorhandenen Versuchsreihe und damit auf einer oben genannten Punktwolke wird das SOM-Verfahren angewendet. Alle weiteren Beschreibungen beziehen sich auf Versuche in diesem Sinne.

Fehlertoleranz im Zusammenhang mit dieser Beschreibung bedeutet, daß für einen Versuchsparameter x ein unterer x_u bzw. oberer Grenzwert x_o festgelegt werden kann, wobei gilt $x_u \leq x \leq x_o$. $T_x = x_o - x_u$ ist die Toleranz von x . Änderungen in diesem Bereich sind zugelassen, da sie nur eine zugelassene Auswirkung auf eine Zielgröße y haben, d. h. Änderungen von x in den Grenzen x_u und x_o werden zu einer erlaubten Änderung der Zielgröße im Bereich $y_u \leq y \leq y_o$ führen, mit $T_y = y_o - y_u$. Sind y_o, y_u gegeben, so lassen sich x_u und x_o bestimmen und es gilt $T_x = f_{\text{tol}}(T_y)$, in der Regel ist f_{tol} nichtlinear.

In der neuronalen Theorie versteht man unter einer selbstorganisierenden Karte (SOM) ein "selbstorganisierendes neuronales Netz", bei dem alle Neuronen nebeneinander angeordnet sind. Das selbstorganisierende neuronale Netz ist ein eingeführter Begriff für eine spezielle Klasse von neuronalen Netzen, die sich anhand von Eingangssignalen selbst strukturieren, vgl. A. Zell "Simulation Neuronaler Netze", Addison-Wesley Verlag, 1994, Seite 179 bis 187. Im Unterschied zu herkömmlichen neuronalen Netzen, spielt die räumliche Lage der einzelnen Neuronen und ihre Nachbarschaftsbeziehungen bei den SOM eine wichtige Rolle. Die Begriffe SOM und Karte werden gleichrangig verwendet.

Mit Hilfe der SOMs lassen sich sog. topologieerhaltende Abbildungen realisieren. Topologieerhaltend heißt im Zusammenhang mit dieser Beschreibung, daß die Punkte (Datenpunkte), die im Eingangsraum nahe beieinander liegen, auch im Ausgangsraum, also auf der Karte, nahe beieinander liegen werden. Damit stellt die Karte im Prinzip ein topo-

logieerhaltendes, 2-dimensionales Fenster in den n-dimensionalen Zustandsraum des Versuches dar. Das Verfahren wird dann angewendet, wenn schon einige Versuche durchgeführt wurden, es dient der weiteren Planung und Durchführung von Versuchsreihen.

Beim erfindungsgemäßen Verfahren werden nach einer entsprechenden Datenvorverarbeitung der Versuchsgrößen einem selbstorganisierenden Netz in einer Lernphase die Werte der relevanten n Versuchsgrößen angeboten. Die Anzahl der vorliegenden und schon durchgeführten Versuche und damit die Anzahl der vorliegenden Datenbeispiele, sollte eine Mindestanzahl (MA) nicht unterschreiten. Diese Anzahl ist:

$$MA = 30 * n \quad (5)$$

wobei n die Anzahl der Größen des Versuches beschreibt. Das Verfahren arbeitet auch mit weniger Versuchsbeispielen, allerdings werden dadurch die Verfahrensergebnisse verschlechtert. Die Größe n liegt zwischen 2 und mehreren hundert. Die Lernphase erfolgt in zwei Schritten: Zuerst entfaltet sich die Karte im Zustandsraum der Versuche, danach werden die bisherigen Versuche durch Anwendung eines mathematischen Verfahrens visualisiert. Bevor das Lernverfahren angewendet wird, werden die Versuchsgrößen vorverarbeitet. Zuerst werden die einzelnen Versuchsgrößen auf einen vorgegebenen Wert skaliert und danach z. B. noch verrauscht. Das Verrauschen erlaubt das Vervielfältigen und weitere Verarbeiten von typisierten Experimenten, da dadurch einzelne Versuche, die auch einem systematischen und statistischen Fehler unterliegen, verallgemeinert werden. Der Rauschanteil darf dabei allerdings nicht so groß sein, daß er bestehende Datenverteilungen qualitativ verändert.

Die Entfaltung der selbstorganisierenden Karte im Zustandsraum der Versuche wird durch einen selbstorganisierenden Algorithmus basierend auf dem "neuronalen Algorithmus nach T. Kohonen" realisiert. Der selbstorganisierende neuronale Algorithmus wurde von Kohonen im Jahr 1982 eingeführt; vgl. T. Kohonen, "Self-organized formation of topologically correct feature maps" in Biological Cybernetics, 43, 59 bis 69, 1982. Dabei wird jedem Neuron auf der SOM ein n-dimensionaler Gewichtsvektor zugeordnet, der durch Anwendung des Verfahrens iterativ adaptiert wird. Ein Neuron M hat demnach einen Gewichtsvektor w^M mit n Elementen:

$$w^M = (w_1^M, w_2^M, w_3^M, \dots, w_i^M, \dots, w_n^M) \quad (6)$$

Die Größen w_1, w_2, \dots, w_n werden als Komponenten des Gewichtsvektors w bezeichnet. Der Vektor w muß dieselbe Dimensionalität n wie der Vektor vec in Gleichung (4) haben, da in w Informationen aus dem Zustandsraum V kodiert wurden, d. h. Informationen von den N Parametern und den L Zielgrößen.

Der oben genannte neuronale Algorithmus kann sich auf jedem n-dimensionalen Gebilde (z. B. Kurve, Fläche oder Körper) selbstorganisieren, allerdings läßt sich nur durch eine Modifikation des Verfahrens eine anwendbare und reproduzierbare Analyse der Versuchsdaten realisieren. Und zwar werden zwei ausgewählte gegenüberliegende Eckneuronen auf der SOM auf das Minimum bzw. das Maximum der Datenwolke in V gezogen und dort mathematisch fixiert, indem die Gewichtsvektoren dieser Eckneuronen mit dem skalierten Vektoren vec für die Minima und Maxima der Datenwolke gleichgesetzt werden. Das Minimum der Datenwolke ist am nächsten am Koordinatenursprung in V, das Maximum am weitesten von diesem entfernt.

Die Visualisierung der physikalischen Versuchszustände geschieht nach der UMatrix-Methode oder einem dynamischen Visualisierungsverfahren.

Bei der UMatrix-Methode werden die Abstände der Gewichtsvektoren eines jeden Neurons zu seinen Nachbarn berechnet und entsprechend graphisch aufbereitet, z. B. farbkodiert dargestellt. Zusammenhängende Gebiete haben eine kleine Differenz, da ihre Neuronen im Zustandsraum nahe beieinander platziert wurden, diese werden z. B. als helle Flächen dargestellt. Zwischen diesen einzelnen Clustern gibt es Grenzen, die durch eine hohe Differenz der jeweiligen Gewichtsvektoren gekennzeichnet sind, diese werden z. B. als dunkle Flächen visualisiert. Damit läßt sich eine gute Visualisierung der Clustergrenzen und damit der gegebenen Versuchszustände erreichen, siehe auch G. Whittington, G. Spracklen: The Application of Neural Network Model to Sensor Data Fusion in Proc. of Applications of ANN Conference, Orlando, USA, 1990.

Bei dem dynamischen Verfahren werden der entfalteten Karte die Eingangsvektoren in zufälliger Reihenfolge nochmals angeboten und das aktuelle Gewinnerneuron nach einem "Winner-takes-all" Algorithmus ermittelt. Dieser Algorithmus besagt, daß das Neuron, dessen Gewichtsvektor dem Eingangsvektor am nächsten ist, gewinnt. Die Aussage "am nächsten" wird durch Berechnung eines vorher bestimmten Abstandsmaßes, z. B. dem euklidischen Abstand, ermittelt.

Der "Winner-takes-all" Algorithmus ist somit ein Verfahren, bei dem immer nur das Neuron aktiv ist, das eine gewisse Bedingung am besten erfüllt, alle anderen Neuronen des Netzes oder der Karte sind inaktiv (1-aus-k Auswahl wobei k gleich der Anzahl der Neuronen auf der Karte ist). Diese besondere Bedingung ist hier ein minimales Abstandsmaß zwischen dem aktuellen Eingangsvektor und dem Gewichtsvektor der einzelnen Neuronen, siehe S. Hafner, "Neuronale Netze in der Automatisierungstechnik", Oldenbourg Verlag, 1994, insbesondere Seiten 17 bis 25.

Für das jeweilige Gewinnerneuron wird ein interner Zähler, die Gewinnrate, um den Zahlenwert eins erhöht. Am Ende dieses dynamischen Prozesses werden die Gewinnraten der einzelnen Neuronen in Farbwerte umkodiert und visualisiert, dabei bedeutet ein hoher Zahlenwert z. B. eine helle Farbe. Das Neuron mit der höchsten Gewinnrate wird z. B. weiß dargestellt. Neuronen mit entsprechend kleinen Raten werden z. B. dunkler visualisiert. Neuronen, die gar nicht gewonnen haben, erhalten z. B. eine schwarze Farbe auf der SOM. Durch diesen Algorithmus entstehen auf der SOM helle Flächen oder Cluster, die durchgeführte Versuche repräsentieren. Eine Erweiterung des "Winner-takes-all" Algorithmus wird durch Anwendung eines "Winner-takes-most" Algorithmus erreicht. Bei diesem Algorithmus wird nicht nur für den Gewinner, sondern auch für den j-ten, d. h. zweitrnächsten, drittnächsten, viertnächsten, ... Gewinner ein interner Zähler hochgezählt, eine Möglichkeit ist z. B.

$$\text{gewinnzähler}^M = 1/j + \text{gewinnzähler}^M \quad (7)$$

wobei $j = 1 \dots j_{\max}$ und M gleich Neuron M auf der Karte und j die Position des Neurons in einer Liste der jeweiligen SOM-Antworten auf einem angelegten Eingangsvektor vp ist. Im "Winner-takes-all" Algorithmus würde nur für das tatsächliche Gewinnerneuron ($j_{\max}=1$) der Zähler um eins erhöht werden. Im "Winner-takes-most" Algorithmus kann der jeweilige maximale Wert für j_{\max} vorgegeben werden. Durch diese Maßnahme läßt sich die räumliche Ausdehnung der Cluster auf der Karte steuern.

Als Ergebnis der o.g. Verfahren ist eine strukturierte SOM-Karte entstanden, bei der es eine Zuordnung zwischen den Versuchen v und den Neuronen k auf der Karte gibt. Ein Neuron kann dabei genau einem durchgeführten Versuch entsprechen, eine Klasse von Versuchen repräsentieren oder auch einen Versuch abbilden, der noch nicht durchgeführt wurde.

Damit erfolgt die Anwendungsphase der Karte in zwei Richtungen:

A1. Erstens können neu durchgeführte Versuche durch die SOM verarbeitet werden. Durch Anwendung eines "Winner-takes-all" Algorithmus und anschließende Visualisierung des Gewinners, z. B. als schwarzen Kreis auf der SOM, wird der jeweilige Versuch im Kontext der anderen Versuche eingeordnet und klassifiziert.

A2. Zweitens kann in umgekehrter Weise, d. h. ausgehend von der Karte neues Wissen über die Experimente ermittelt werden:

A2.1. Da durch die Anwendung der o.g. Visualisierungsverfahren verschiedene Cluster auf der SOM entstanden sind, die zeigen, wo die Stützstellen der SOM-Approximation liegen, kann man genauso gut die Bereiche identifizieren, die sehr weit von Stützstellen entfernt sind. Im Beispiel wären die Stützstellen die hellen Flächen auf der Karte. Stützstellen liegen im Zustandsraum der Versuche genau dort, wo die entsprechenden Versuche schon durchgeführt wurden.

Im genannten Beispiel stellen dunkle Cluster auf der SOM somit Gebiete dar, bei denen noch keine Experimente im Versuchsraum durchgeführt wurden, d. h. hier gibt es keine Stützstellen. Sie sind damit diejenigen Versuche, die den meisten Informationsgewinn bringen würden, da sie Parameterkombinationen entsprechen, für die bisher noch keine Experimente durchgeführt wurden.

A2.2. Ausgehend von einem ausgewählten Neuron und damit von einem ausgewählten Wert einer Zielgröße kann ermittelt werden, welche Versuchsparameter mit welchen Beitrag zu dem jeweiligen Ergebnis des Versuches geführt haben, d. h. mit der SOM kann eine Sensitive Analyse (SA) der Versuchsparameter durchgeführt werden.

Im Unterschied zu herkömmlichen Verfahren der SA, läßt sich für jeden gewünschten Wert der Zielgröße eine Einflußanalyse aller zugrundeliegenden Parameter durchführen. Diese Analyse erfolgt dadurch, daß für jeden ausgewählten Versuch die nächst ähnlichen Versuche ermittelt und für diese Versuche die Parameterunterschiede berechnet werden. Da die SOM eine topologieerhaltende Abbildung zwischen dem Parameterraum der Versuche und der Darstellung auf der SOM realisiert, werden ähnliche Versuche im allgemeinen auch auf der SOM durch nebeneinander liegende Neuronen repräsentiert. Damit muß für einen ausgewählten Versuch nur noch der Radius für die Festlegung der Nachbarneuronen und damit der nächst ähnlichen Versuche festgelegt werden. Wird der Radius sehr groß gewählt, betrifft er z. B. die gesamte SOM, gilt die SA für alle Versuche.

Eine Analyse der einzelnen Parameterverteilungen auf der Karte erlaubt das Erkennen von neuartigen Versuchszusammenhängen, da man z. B. Bereiche identifizieren kann, bei denen sich die Parameter stark ändern ohne große Änderungen der Zielgröße oder umgekehrt. Eine Rücktransformation der abstrakten Darstellung der Karte auf die einzelnen Versuchsparameter erlaubt das Ermitteln von Ursachen für die Versuchsergebnisse.

A2.3. Eine weitere Beschreibung des Verfahrens erfolgt nachstehend anhand von in den Zeichnungsfiguren dargestellten Ausführungsbeispielen. Für die weitere Beschreibung des Verfahrens wird die Anzahl L der Zielgrößen beispielhaft auf 1 festgelegt, das Verfahren bleibt dabei für $L \geq 1$ anwendbar. Sind die Zielgrößen, z. B. die Produkteigenschaften, mit Sicherheit unabhängig voneinander, was der Normalfall ist, kann für jede einzelne Zielgröße und die dazugehörigen Einflußparameter eine separate SOM angelemt werden. Werden gegenseitige Beeinflussungen nicht ausgeschlossen, können auch mehrere Zielgrößen auf einer SOM trainiert werden, wobei stets gelten muß, daß $L \ll N$ ist.

Es zeigen:

Fig. 1 ein Strukturbild, das die wesentlichen Komponenten eines Systems zur Durchführung des Verfahrens zeigt,

Fig. 2 eine mögliche Gewichtsverteilung einer neuronalen Karte in einem Versuchsraum mit nur 2 Größen,

Fig. 3 eine neuronale Karte mit visualisierten Versuchsklustern (weiße Flächen auf der Karte) und potentiellen Versuchen mit maximalem Informationsgewinn (schwarze Flächen),

Fig. 4 eine neuronale höhenkodierte Komponenten-Karte (Gebirge) für Zielgröße (hier z. B. Drehmoment) des Versuches,

Fig. 5 eine neuronale farbkodierte Komponenten-Karte für eine Zielgröße (hier z. B. Drehmoment) des Versuches,

Fig. 6 eine höhenkodierte, neuronale Komponenten-Karte für eine Einflußgröße des Versuches,

Fig. 7 eine höhenkodierte, neuronale Komponenten-Karte für eine andere Einflußgröße des Versuches,

Fig. 8 einen Prinzipschaltung zur Kombination der SOM mit feed-forward-Netzen zum Verifizieren der Ergebnisse, und

Fig. 9 ein Security-RBF-Netz zur Versuchsplanung.

Die Beschreibung des Verfahrens ist im folgenden in verschiedenen Verfahrensschritte gegliedert und durch o.g. Abbildungen beispielhaft erläutert.

Fig. 1 zeigt beispielhaft die Struktur eines Systems zur Durchführung des Verfahrens zur Prozeßanalyse und Diagnose mit neuronaler Karte.

Verfahrensschritt 1

Aufnahme und Auswahl der Prozeßgrößen

V1.1. Aufnahme und Aufbereitung der Daten. Ein Datenerfassungs- und aufbereitungssystem erfaßt und speichert die

durchgeführten Versuche, d. h. die Parameterkombination mit den jeweiligen Versuchsergebnissen.

V1.2. Ein nachfolgendes Datenanalysesystem unterzieht die ausgewählten und relevanten Daten einer Korrelationsanalyse, um die unabhängigen, versuchsbeschreibenden Parameter zu bestimmen. Danach werden die relevanten Parameter bzw. Zielgrößen skaliert und gegebenenfalls verrauscht. Das Verrauschen ist optional, um erstens von durchgeführten Einzelversuchen abstrahieren zu können, zweitens den Einfluß von Meßfehlern zu verringern und drittens die Anzahl der Versuchsbeispiele zu erhöhen.

V1.3. Auswertung und Analyse auf Grundlage eines Neuro-Systems.

Verfahrensschritt 2

Lernphase der Karte

V2.1. Entfaltung des selbstorganisierenden, neuronalen Netzes im Zustandsraum des Versuches, basierend auf einem selbstorganisierenden neuronalen Algorithmus.

Fig. 2 zeigt beispielhaft die Gewichtsverteilung von i SOM-Neuronen ($i=1 \dots 30$) in einem 2-dimensionalen Zustandsraum. Die Position der Gewichtsvektoren der Neuronen ist durch einen grauen Kreis markiert, die Nachbarschaftsbeziehungen – der zu den jeweiligen Gewichten gehörenden SOM-Neuronen – wird durch eine Linie dargestellt. Neuronen, die durch eine Linie verbunden sind, liegen auf der SOM-Karte nebeneinander. Die weißen Kreise markieren Stellen, an denen Datenvektoren vorhanden sind. Man sieht, daß der größte Teil der SOM-Neuronen dort plaziert wurde; allerdings gibt es auch Neuronen, die zwischen den Datenvektoren liegen; diese interpolieren zwischen diesen Datenbeispielen.

V2.2. Visualisierung des entfalteten Netzes als Karte durch Anwendung einer dynamischen Visualisierung, basierend auf den jeweiligen Gewinnerraten der Neuronen oder durch eine statische Visualisierungsmethode nach dem Prinzip der UMatrix-Methode.

Fig. 3 zeigt – hier in Schwarz/Weiß Darstellung – beispielhaft die strukturierte und farbkodierte, neuronale Karte für verschiedene Experimente für die Herstellung einer Maschinenkonstruktion. Die hellen zusammenhängenden Flächen sind die Versuchscluster. Die Figur stellt die Projektion und Visualisierung von mehreren Versuchen auf einer neuronalen Karte mit 20-30 Neuronen dar. In Fig. 3 gibt die x-Achse die Anzahl der Neuronen in x-Richtung, die y-Achse die Anzahl der Neuronen in y-Richtung an.

Die hellen Flächen, die sog. Versuchscluster, repräsentieren die durchgeführten Versuche, d. h. die Stützstellen zum Entwurf eines Maschinenteils mit einem gewünschtem Drehmoment. Die dunklen Gebiete auf der Karte, z. B. NEW1 und NEW2, bilden die Hülle zwischen diesen durchgeführten Versuchen, da sie Neuronen darstellen, die im Zustandsraum zwischen den Versuchsdaten angeordnet sind. Mit K1 wird eine Klasse von Versuchen dargestellt, d. h. Versuche die miteinander ähnlich sind und in die gleiche Versuchsgruppe gehören. Die beiden Versuche V1 und V2 stellen zwei konkrete Versuche in der Klasse K1 dar.

Das Neuron R repräsentiert einen Versuch, der noch nicht durchgeführt wurde, er liegt in den dunklen Bereichen der Karte.

Der Versuch M stellt einen anderen Versuch dar und die Neuronen M+1, M+2, M+3 und M+4 repräsentieren die zu M ähnlichsten Versuche, da sie in der unmittelbaren Nachbarschaft von M liegen. Im weiteren wird keine Unterscheidung zwischen einem Versuch und dem ihn repräsentierenden Neuron gemacht. M bezeichnet damit den Versuch M der genau zum Neuron M gehört.

Obwohl in diesem Beispiel jeder Versuch durch 14 unabhängige Parameter (z. B. Bohrungsdurchmesser, Lagerlänge, Lagertemperatur) und 1 Zielgröße bestimmt wird und damit 15-dimensional ist, kann durch das Verfahren eine Projektion auf nur zwei Dimensionen, die SOM-Karte, durchgeführt werden. Damit wird eine erheblich bessere Übersichtlichkeit zur Klassifizierung der Versuche erreicht als bei der gleichzeitigen Betrachtung aller 15 Versuchsgrößen. Die Anzahl der gleichzeitig ausgewerteten Parameter ist nicht auf 15 beschränkt, sie kann wesentlich höher sein.

Verfahrensschritt 3

Anwendung – Versuchsklassifikation mit der Karte

Anbindung der Karte an den Prozeß oder Eingabe von Versuchsgrößen und Darstellung des Versuches auf der strukturierten Karte.

Für die Klassifikation durchgeführter Versuche bekommt die Karte einen n-dimensionalen Vektor angeboten, d. h. Versuchsparameter plus Versuchsergebnisse, der dann auf der Karte eingeordnet wird. Damit läßt sich erkennen, wie ähnlich zwei bereits durchgeführte Versuche zueinander sind und zu welcher Klasse von Versuchen der jeweilige Versuch gehört. Ähnliche Versuche werden auch auf der Karte räumlich nahe beieinander abgebildet, so sind z. B. die Versuche V1 und V2 sehr ähnlich zueinander, sie gehören zur Klasse K1. Es ist zu beachten, daß man den 15 verschiedenen Versuchsgrößen nicht ansieht, welche Änderungen zu welchen Ergebnissen führen werden. Dadurch könnten beim Versuch z. B. Parameterkombinationen betrachtet werden, die im Versuchsergebnis ähnlich sind. Nach der Einordnung auf der Karte erkennt man den Zusammenhang und kann gezielt nach anderen Versuchseinstellungen suchen, die den gewünschten Eigenschaften der Zielgröße näherkommen.

In dieser Anwendungsphase wird der aktuelle Versuch durch einen neuronalen "Winner-takes-all" Algorithmus ausgewertet und auf der vorher strukturierten und farbkodierten Karte aufgetragen. Die räumliche Lage des den Versuch repräsentierenden Neurons auf der SOM liefert demnach wichtige Informationen über den jeweiligen Versuch, z. B. seine Klassenzugehörigkeit.

Anwendung – Bestimmung potentieller Versuche

Wie in A2.1. erläutert, entstehen durch Anwendung eines statischen oder dynamischen Visualisierungsverfahrens Bereiche auf der SOM, die schon durchgeführten Versuchen zugeordnet werden können. Im erläuterten Beispiel sind das die hellen Flächen, z. B. K1 in Fig. 3. Alle Bereiche zwischen diesen hellen Flächen, z. B. NEW1, NEW2, R und M in Fig. 3, repräsentieren Versuche, die noch nicht durchgeführt wurden. Damit entsprechen sie Experimenten, die den größten Informationsgewinn versprechen.

Durch Anwahl eines beliebigen Neurons, z. B. Neuron M, auf den dunklen Flächen der SOM, werden die jeweiligen Gewichtsvektoren $w^M = (w_1^M, \dots, w_n^M, \dots, w_n^M)$ ausgegeben und in die realen Werte der Versuchsparameter umgerechnet. Dadurch lassen sich genau die Parameterkonfigurationen vp_1, vp_2, \dots, vp_N ermitteln, für die neue Versuche den größten Informationsgewinn bringen. Diese Parameterkombination können durch ein nachgeschaltetes Verfahren auf Plausibilität untersucht und wenn gefordert, an den Versuchsprozeß on-line oder off-line ausgegeben werden.

Verfahrensschritt 5

Anwendung – Versuchssimulation mit der Karte

Anbindung der Karte an den Prozeß oder Eingabe neuer Versuchsparameter und Darstellung eines virtuellen Versuches auf der strukturierten Karte.

Der Versuch heißt dann virtuell, wenn er nicht mehr in der Realität durchgeführt werden muß. Es reicht aus, die vorgesehenen Parameterkombinationen der Karte anzubieten. Ausgehend von diesem Parametersatz wird der Versuch am Rechner simuliert, die zu einem Parametersatz gehörenden Zielgrößen können durch die Karte berechnet werden. Diese Aufgabe wird durch eine Komponentenkarte gelöst.

Wie oben beschrieben hat ein Neuron M einen Gewichtsvektor w^M mit n Elementen, mit $w^M = (w_1^M, w_2^M, w_3^M, \dots, w_i^M, \dots, w_n^M)$. Eine Komponentenkarte entsteht dadurch, daß man die Werte w_i^k aller Neuronen k der Karte über der SOM visualisiert. Da den i-ten Gewichtswerten jedes Neurons eindeutig der Wert der zugrundeliegenden Versuchsparameter zugeordnet werden kann, erhält man durch diese Darstellung eine Verteilung des jeweiligen Versuchsparameters i über den gesamten virtuellen Zustandsraum aller Versuche. Bei der Umrechnung vom Gewichtswert in den realen Parameterwert muß die Skalierung gegebenenfalls beachtet werden. Die Visualisierung aller erhaltenen Parameterwerte über der SOM erfolgt entweder höhen- oder farbkodiert. Durch eine entsprechende Skala kann der Wert der Zielgröße für den simulierten Versuch abgelesen werden.

Fig. 4 zeigt eine höhenkodierte Komponentenkarte für das dort betrachtete Beispiel. Den Höhenwerten der z-Achse entsprechen reale Werte der ausgewählten Zielgröße. Im Beispiel ist die Zielgröße "Drehmoment" dargestellt. Ein virtueller Versuch wird in Fig. 4 durch das V repräsentiert. Dabei wurden der Karte konkrete Werte für die 14 Einflußparameter angeboten und die Karte hat nach einem Winner-takes-all-Algorithmus das zu diesem Versuch am besten passende Neuron V ermittelt. Dadurch kann der beim virtuellen Versuch erreichbare Drehmomentenwert an der z-Achse ausgelesen werden, im Beispiel ist er ca. 500. Die x- und y-Achse stellen den Definitionsbereich der Versuche dar. Es ist zu beachten, daß dieser Definitionsbereich nicht – wie gewöhnlich – aus physikalischen Werten zweier Versuchsparameter, sondern gleichzeitig aus allen 14 Parametern besteht, die in den Gewichtsvektoren der $x * y = k$ Neuronen abgebildet sind. Diese 14 Einflußparameter sind zusammen mit der Zielgröße durch die Gewichtsvektoren der Neuronen topologieerhaltend auf die Karte abgebildet. Es ist dabei allerdings zu beachten, daß die SOM keine Unterscheidung zwischen Einfluß- und Zielgrößen macht; diese Unterscheidung wird erst durch die Anwendung und Auswertung bestimmt.

Die beschriebene Simulation ist aber nur möglich, wenn $L \ll N$ ist, d. h. wenn die Anzahl N der Versuchsparameter wesentlich größer, z. B. eine Größenordnung größer, als die Anzahl der zu simulierenden Zielgrößen L ist. Das liegt daran, daß der Karte im allgemeinen ein n-dimensionaler Vektor angeboten werden muß. Soll mit der SOM eine Versuchssimulation durchgeführt werden, will man aber gerade die Werte einer Zielgrößen vz_j bestimmen, d. h. es soll vp_1, \dots, vp_N auf vz_j abgebildet werden:

$$vz_j = f(vp_1, \dots, vp_N) \quad (8).$$

Die Karte erhält damit nur die N Eingangsparameter vp_1, \dots, vp_N , die L Werte der Zielgröße werden z. B. auf NULL gesetzt, da man sie für neue Versuche noch nicht kennt. Erst nach der Einordnung auf der SOM können die dazugehörigen Werte der Zielgröße angegeben werden.

Verfahrensschritt 6

Anwendung sensitive Analyse SA der Versuche

Die grundlegende Idee ist, ausgehend von einer gewünschten Zielgröße bzw. von einem gewünschten konkreten Wert der Zielgrößen, die zugrundeliegenden Werte der Einflußgrößen zu bestimmen, nach Art eines inversen Modells ($vp_i = f^{-1}(vz_j)$). vz_j wird ausgewählt und vp_i wird berechnet. Diese Funktion f^{-1} wurde während des Lernvorgangs durch die SOM gelernt.

Ausgehend von dieser Basisidee kann nun auch für vorgegebene Änderungen Δvz_j auf zulässige Änderungen Δvp_i geschlossen werden, nach $\Delta vp_i = f^{-1}(\Delta vz_j)$.

V6.1. Wie oben erläutert, entspricht ein Neuron auf der SOM einem durchgeführten oder potentiellen Versuch. Zur weiteren Erläuterung der SA wird nochmals Fig. 3 herangezogen. Der Unterschied zwischen zwei beliebigen Neuronen

M und R auf der Karte läßt sich ermitteln, indem man die Gewichtsvektoren w^M und w^R dieser beiden Neuronen gegeneinander vergleicht. Da beide Neuronen zwei verschiedene Versuche v^M und v^R repräsentieren, erhält man im Ergebnis einer Differenzanalyse diejenigen Differenzen für alle Versuchsparameter, die gerade zu der Unterscheidung dieser beiden Versuche v^M und v^R führen. Die folgende Gleichung gibt ein Beispiel für die Berechnung:

$$\text{var}_i^{M,R} = \text{abs}(w_i^M - w_i^R) * \text{scal_vec} \quad (9).$$

Die Differenz $\text{var}_i^{M,R}$ für jeden Versuchsparameter i ($i=1 \dots N$) ergibt sich als absoluter Betrag abs der Differenz der entsprechenden Komponenten w_i im Zustand M und R multipliziert mit dem Skalierungsfaktor scal_vec für jeden Parameter i . Ausgehend von dieser Differenz kann der prozentuale Unterschied prozdifff_i für jeden Versuchsparameter i beider Versuche v^M und v^R ermittelt werden:

$$\text{prozdifff}_i^{M,R} = \text{var}_i^{M,R} / (\text{Meßbereich von } i) * 100\% \quad (10).$$

Damit lassen sich die Einflüsse der einzelnen Versuchsparameter i berechnen und in einer Einflußliste darstellen. Die folgende Liste zeigt ein Beispiel:

Änderung der Zielgröße Drehmoment: 20%

Einflußgröße	Änderung der Einflußgröße, um ...
vp_i	3.6 %
vp_{ii}	15.0 %
...	
vp_{iii}	1.3 %

Aus einer solchen Liste können folgende Erkenntnisse gezogen werden: Die zwei ausgewählten Versuche v^M und v^R unterscheiden sich zuerst einmal in den Ergebnissen des zugrundeliegenden Versuches, d. h. in den Werten ihrer Zielgröße. Für v^M könnte der Wert z. B. 400 sein für v^R 600. Bezogen auf den Meßbereich von 1000 ergibt sich damit eine prozentuale Abweichung im Drehmoment von 20% für die Versuche v^M und v^R . Nach Gleichung (10) wird die zugrundeliegende prozentuale Änderung der Versuchsparameter berechnet und in die Tabelle eingetragen. So liest man im Beispiel ab, daß eine Änderung des Parameters vp_{ii} von 15% zu der berechneten Änderung der Zielgröße von 20% geführt hat und damit dieser Parameter relativ unempfindlich für das Drehmoment ist, während andererseits z. B. eine geringfügige Änderung von vp_{iii} (im Beispiel 1,3%) zu hohen Drehmomentänderungen führt. Mit der Tabelle läßt sich damit die Frage beantworten, welche gleichzeitigen Änderungen der Versuchsparameter zu welchen Änderungen der Zielgröße geführt und welche Versuchsparameter in dem ausgewählten Vergleich den größten bzw. den kleinsten Einfluß (Sensitivität) auf die Zielgröße haben. Der Vorteil dieses Ansatzes ist, daß die gegenseitigen Wechselbeziehungen der Einflußparameter untereinander mit berücksichtigt sind und daß die Analysen praxisgerecht für jeden gewünschten Wert der Zielgröße durchgeführt werden können.

Wählt man für einen gegebenen Zustand M nicht einen beliebigen anderen Zustand R, sondern die benachbarten Zustände von M, dann bekommt man eine SA um den gewählten Arbeitspunkt M der Versuchsreihe. Für einen Beispielradius von 1 wurden die unmittelbaren Nachbarn von M in Fig. 3 als M+1, M+2, M+3, M+4 dargestellt.

Dieses Verfahren realisiert damit eine Sensitivitätsanalyse aller Versuchsparameter auf die Zielgröße v_z für den ausgewählten Arbeitspunkt M der Versuchsreihe. Durch Einstellung der Größe dieser Nachbarschaft kann die Sensitivitätsanalyse sehr eng um einen ausgewählten Arbeitspunkt der Versuchsreihe oder auch über einen großen Bereich, bis hin über alle Versuche durchgeführt werden. Letzteres gibt Auskunft darüber, welchen Einfluß die Versuchsparameter im gesamten Versuchsraum im Mittel auf eine Zielgröße haben.

Da diese Einflußanalyse für jeden beliebigen Arbeitspunkt der Versuchsreihe, d. h. für jeden gewünschten Zielwert einer Zielgröße neu berechnet werden kann, stellt der beschriebene Ansatz eine Erweiterung gegenwärtiger Verfahren zur SA dar. Ein Vorteil des neuen Verfahrens ist, daß man eine zielorientierte Analyse durchführen kann, da der gewünschte Wert der Zielgröße sich festlegen läßt und ausgehend von diesem Zielwert sich die dazugehörigen realen Werte der Versuchsparameter und die Sensitivität dieser Versuchsparameter bestimmen lassen. Herkömmliche Verfahren arbeiten eher "what-if" orientiert, d. h. sie verändern die Eingangsgrößen und untersuchen, wie sich die Zielgröße ändert; hier wird es genau entgegengesetzt realisiert.

V6.2. Eine weitere Möglichkeit der zielorientierten SA liegt in der höhenkodierten Komponentendarstellung einzelner Versuchsparameter oder der Zielgröße selbst. Der Vorteil dieses Ansatzes ist, daß man intuitiv erkennt, in welchen Versuchsbereichen sich ein Versuchsparameter oder die Zielgröße viel oder wenig ändert. Die Fig. 4 verdeutlicht das für die Zielgröße Drehmoment. Fig. 4 zeigt, daß es für die Zielgröße Bereiche gibt, bei denen sich die Zielgröße nicht ändert, sog. Plateaus PL1 und PL2.

Diese Plateaus sind besonders dann interessant, wenn robuste Versuchsbeispiele gesucht werden, Versuche also, bei denen etwaige Änderungen in den Einflußgrößen nicht zu gravierenden Änderungen der Zielgröße führen. Bei kleinen

Änderungen in den Einflußgrößen würde die Zielgröße auf der SOM innerhalb des Plateaus wandern, ihr numerischer Wert ändert sich damit nur sehr wenig.

Gerade für den Entwurf von fehlertoleranten Versuchsdurchführungen, d. h. auch für die fehlertolerante Produktionen von technischen oder chemischen Produkten, sind diese Plateaus eine völlig neuartige Möglichkeit der Parameterauswahl. Sie ist insbesondere generell anwendbar, nichtlinear und auch intuitiv verstehbar. Damit eröffnet sich neue Möglichkeiten der Qualitätssicherung.

Andererseits gibt es auch Gipfel G in der Zielgröße, d. h. befindet man sich mit der Zielgröße gerade auf so einem Gipfel, dann können schon kleinste Änderungen in den Einflußgrößen zu gravierenden Änderungen der Zielgröße führen. Damit kann das Verfahren zur Stabilitätsanalyse von technischen und chemischen Prozessen mit dem Ziel angewendet werden, die Prozesse robust zu gestalten.

Will man sich z. B. auf einen konkreten Wert der Zielgröße festlegen, dann sind eventuell mehrere Gebiete auf der Karte für diese gewünschten Werte zulässig. Der konkrete Zielwert ZW von z. B. 700 wird in Fig. 4 durch zwei mögliche Positionen ZW auf der Karte dargestellt, aber nur die rechte Position markiert einen relativen stabilen Bereich, da dieser ZW auf einem Plateau liegt, d. h. die Zielgröße Drehmoment reagiert hier nicht so empfindlich auf – evtl. unvermeidbare – Änderungen in den Einflußgrößen. Ausgehend von einem gewünschten Zielgrößenwert, im Beispiel der rechte ZW, wird durch das Verfahren die dazugehörige Werte-Kombination der Einflußgrößen berechnet und ausgegeben.

Fig. 5 zeigt – hier in Schwarz/Weiß – eine farbkodierte Darstellung der Zielgröße Drehmoment. Mittels einer Farbskala lassen sich damit auch die Zielgrößenwerte ablesen, z. B. entspricht das weiße Kreuz an der Neuronenposition (7, 18) dem Gipfel G in Fig. 4.

Fig. 6 zeigt die Verteilung einer Einflußgröße für den Versuch, im Beispiel ist das der Versuchsparameter Lagerlänge. Man sieht, daß es auch hier wieder Plateaus gibt, in denen sich der Wert wenig bzw. viel ändert. Da die Karte den gesamten möglichen Versuchsraum darstellt, lassen sich somit einzelne Versuche identifizieren, für die diese Einflußgröße konstant bleibt. Änderungen der Zielgröße Drehmoment, siehe Fig. 4, resultieren in diesen Bereichen nicht aus Änderungen des Versuchsparameters Lagerlänge.

Auch die umgekehrte Analyse läßt sich durchführen, denn andererseits ändert sich die Zielgröße Drehmoment z. B. sehr wenig in PL2 (Fig. 4), obwohl es in dem dazugehörigen Bereich BG (Fig. 6) große Änderungen in der Einflußgröße Lagerlänge gibt. Das heißt, die Lagerlänge hat in diesem Arbeitspunkt keinen großen Einfluß auf die Zielgröße Drehmoment.

Fig. 7 zeigt die Verteilung einer weiteren Einflußgröße für den Versuch. Durch Auswertung der Fig. 4, 6 und 7 lassen sich die einzelnen nichtlinearen Einflüsse auf die Zielgröße analysieren. Der Anwender erhält damit einen Einblick in die nichtlinearen Zusammenhänge zwischen Versuchsparametern und Zielgrößen. Und für jede beliebige Stelle auf dem Gebirge, lassen sich alle zugrundeliegenden Werte der Einflußgrößen bestimmen.

Durch die Komponentendarstellung mehrerer Einflußgrößen lassen sich auch Korrelationen der Einflußgrößen untereinander entdecken; sind die Gebirge zweier Einflußgrößen z. B. sehr ähnlich, deutet das auf eine hohe Korrelationen hin. Man bekommt damit einen guten Einblick in die Abhängigkeit bzw. Unabhängigkeit der ausgewählten Versuchsparameter voneinander.

Verfahrensschritt 7

Anwendung – Verifizierung der Analyseergebnisse

Zur Verifizierung der Analyseergebnisse wird ein neuronales feed-forward-Netz (siehe unten) verwendet, welches den gleichen Versuchsprozeß wie die SOM modelliert hat. Im Unterschied zur SOM werden bei den neuronalen feed-forward-Netzen die Ein- und Ausgänge getrennt behandelt. Alle Versuchsparameter, d. h. alle Einflußgrößen für den Versuch, werden an die Netzeingänge gelegt. Alle Zielgrößen werden mit den Netzausgängen verbunden. Durch Anwendung verschiedener neuronaler Lernverfahren erlernt das Netz eine Approximation zwischen seinen Ein- und Ausgängen. Dadurch kann man den gesamten Versuch modellieren.

Ein feed-forward-Netz ist ein eingeführter Begriff für eine Klasse von Netzen, deren Neuronen geschichtet angeordnet sind und bei denen es keine Rückführungen zwischen Neuronen einer höheren zu Neuronen einer niedrigeren Schicht gibt; siehe A. Zell, "Simulation Neuronaler Netze", Addison Wesley Verlag, 1. Auflage, 1994, Seiten 76 bis 78. Diese Netze sind geeignet, statische und dynamische Modelle zwischen gewählten Meßgrößen aufzubauen. Ausgehend von einem neuronalen Modell, das zwischen den Versuchsparametern vp_1, vp_2, \dots, vp_N und der Zielgröße vz_j aufgebaut wurde, kann dieses Modell zum Verifizieren der Analyseergebnisse verwendet werden.

Als neuronales feed-forward-Netzmodell wird ein Security-RBF-Modell aufgebaut. Ein Security-Netz ist ein Netz, das zusätzlich zu seinem Modellausgangswert angibt, wie sicher dieser Modellausgangswert ist. Diese Sicherheit kann z. B. durch einen Zahlenwert von 0...100% ausgegeben werden: 0% bedeutet dabei keine Sicherheit, 100% bedeutet, daß das Netz-Ergebnis ganz sicher ist.

Bei Verwendung geeigneter, lokal approximierender Netze, z. B. RBF-Netze (siehe A. Zell, Seite 225 bis 239), ist es möglich, solche Security-Netze aufzubauen. RBF-Netze sind 3-schichtige Netzwerke, deren verdeckte Hidden-Schicht aus Neuronen besteht, die eine gaußförmige Aktivierungsfunktion haben. Ihre maximale Ausgangsaktivität ist auf einen kleinen Eingangsbereich beschränkt. Diese Neuronen sind damit nur lokal für einen kleinen n-dimensionalen, hyperkugligen Eingangsbereich sensitiv. Liegt der Eingangsvektor in diesem Bereich, hat das jeweilige Hidden-Neuron seine maximale Ausgangsaktivität, die anderen Hidden-Neuronen haben eine entsprechend geringere Aktivität (siehe A. Zell). Die Hidden-Neuronen bilden damit die Stützstellen für die Approximation.

Durch Berechnung eines Abstandsmaßes zwischen angelegtem Eingangsvektor und dem Hidden-Neuron mit maximaler Aktivität erhält man ein Maß dafür, ob das Netz gegenwärtig in einem Bereich angewendet wird, in dem es nicht trainiert wurde. Ist dieses Abstandsmaßes groß, heißt das, daß der Eingangsvektor sehr weit von den Stützstellen des RBF-Netzes entfernt ist. Damit ist das Ergebnis des Netzes relativ unsicher, denn neuronale Netze interpolieren zwischen

den gelernten Stützstellen. Diese Interpolation ist i.a. um so unsicherer, je weiter der Wert von den nächsten Stützstellen entfernt ist. Befindet sich der aktuelle Ausgangswert im Extrapolationsraum, ist das Ergebnis noch unsicherer.

Ein Beispiel für die Berechnung des Security-Wertes ist:

$$5 \quad \text{security_value [\%]} = \text{activity}_{\text{WINNER}}[\%] - \text{MSE}_{\text{Learn}}[\%] \quad (11)$$

security_value gibt den Sicherheitswert der Netzantwort in Prozent an, activity_{WINNER} ist die Aktivitätsantwort des Gewinnerneurons auf einen Eingangswert multipliziert mit 100% und MSE_{Learn} ist der mittlere Lernfehler des Netzes, aufgenommen während des Trainings. Damit kann der Securitywert nicht größer als die Genauigkeit während des Lernvorganges sein. Der Aktivitätswert ist ein Maß für den Abstand des Eingangsvektor zu der nächstgelegenen Stützstelle. Dadurch entsteht ein Security-RBF-Netz, daß für jede Simulation nicht nur das Simulationsergebnis, sondern auch die Sicherheit des Ergebnisses berechnet und ausgibt.

Fig. 8 verdeutlicht das Prinzip. Dabei muß das feed-forward-Netzmodell mit den gleichen Versuchsbeispielen wie die SOM trainiert werden.

15 V7.1. Die im Verfahrensschritt V5 "Versuchssimulation" zugrundegelegten Versuchsparameterwerte p_1, \dots, p_N für den Wert einer Zielgröße v_z werden dem Security-RBF-Netz angeboten und die dazugehörigen Werte $v_{z,\text{TEST}}$ ermittelt. Stimmt $v_{z,\text{TEST}}$ mit v_z annähernd überein ($\text{DIFF} < \text{OK}$), sind die Ergebnisse der SOM verifiziert (yes), da die beiden grundlegend-verschiedenen Neuromodelle gleiche Modellergebnisse berechnet haben. Ansonsten wird der Verfahrensschritt 5 iterativ wiederholt (no). Es geben $p_{1\text{res}}$ bis $p_{N\text{res}}$ die verifizierten Parameterkombinationen an.

20 V7.2. Bei Verwendung des Security-RBF-Netz können auch die Ergebnisse des Verfahrensschrittes V4 "Bestimmung potentieller Versuche" verifiziert werden.

Hat man im Verfahrensschritt V4. eine Parameterkombination $p_1 \dots p_N$ für einen Versuch mit hohem Informationsgewinn ermittelt, wird diese Kombination auf das feed-forward-Modell gegeben. Daraufhin berechnet das feed-forward-Modell irgendeinen Ausgangswert. Entscheidend ist aber, daß der Security-Wert klein ist, denn das bedeutet, daß die mit der SOM ermittelte Parameterkombination sehr weit von gelernten Beispieldaten entfernt liegt. Das wiederum heißt, daß die Parameterkombination einem Versuch mit hohem Informationsgewinn entspricht.

25 V7.3. Unter Verwendung des oben beschriebenen feed-forward-Modells lassen sich die Ergebnisse der Sensitiven Analyse mittels SOM, siehe Verfahrensschritt V6.1. und V6.2., verifizieren. Das feed-forward-Modell wird auf den von der SOM vorgegebenen Arbeitspunkt eingestellt, d. h. die ermittelten Werte für die Versuchsparameter $p_1 \dots p_N$ werden an das feed-forward-Modell angelegt. Danach werden die Eingänge am Modell in einer vorgegebenen Varianz verändert und das Verhalten des Ausgangs analysiert. Die mittels der SOM-Analyse ermittelten Varianzen der Netzeingänge bzw. Versuchsparameter müssen bei dieser Analyse die entsprechenden Varianzen am Netzausgang bzw. an der Zielgröße bewirken.

Verfahrensschritt 8

Anwendung Security-RBF-Netz – SVP mit RBF-Netzen

35 V8. Die in V7.1., V7.2. und V7.3. beschriebenen Verfahren können auch eigenständig zur Planung und Durchführung von Versuchen verwendet werden, da mit diesen eine what-if-Modellierung, Versuchsauswahl und Sensitive Analyse durchgeführt werden kann, wenn auch in wesentlich einfacherer und eingeschränkterer Form als mit der SOM, da die SVP mit RBF-Netzen nicht zielorientiert angewendet werden kann.

Fig. 9 verdeutlicht das Prinzip. Für die SVP wird ein Security-RBF-Modell zwischen Versuchsparametern und Zielgrößen aufgebaut, an die Netzeingänge werden die Versuchsparameter angelegt, an die Netzausgänge die Zielgrößen.

40 V8.1. Bei der what-if-Modellierung und der Sensitiven Analyse wird eine Parameterkombination $p_1 \dots p_N$ am Netzeingang ausgewählt und danach die Änderung der Zielgrößen bei Änderung eines ausgewählten Parameters untersucht. Diese Untersuchung kann auf bestimmte Security-Werte eingestellt und beschränkt werden, denn es wird im allgemeinen nicht sinnvoll sein, oben genannte Analysen in Arbeitsbereichen durchzuführen, für die ein niedriger Security-Wert security_valve_{zj} berechnet wurde.

50 Mit o.g. Verfahren kann z. B. folgende Frage der SVP beantwortet werden: Um wieviel Prozent ändert sich die Ausgangsgröße, wenn sich die ausgewählte Einflußgröße um x % verändert hat?

V8.2. Suche nach Versuchen mit hohem Informationsgewinn.

Auch in diesem Fall wird ein Security-RBF-Modell aufgebaut. Für jede beliebige Kombination der Versuchsparameter am Eingang des Netzes kann der dazugehörige Ausgangswert der Zielgrößen berechnet werden. Entscheidend ist aber, daß der Security-Wert für die Simulation klein ist, denn das bedeutet, daß die eingestellte Parameterkombination sehr weit von gelernten Beispieldaten entfernt liegt. Das wiederum heißt, daß die Parameterkombination einen Versuch mit hohem Informationsgewinn entspricht.

60 Durch die Kombination des zielorientierten Ansatzes der SOM mit den Verifikationsmöglichkeiten eines feed-forward-Modells lassen sich die gegenwärtigen Methoden der Planung und Durchführung von Versuchen grundlegend erweitern, da die hier beschriebenen Verfahren nichtlinear und grundsätzlich anwendbar sind. Sie ermöglichen eine zielorientierte Analyse der Einflüsse von Versuchsparametern für jeden beliebigen Zielgrößenwert des Versuches.

Ein weiterer Vorteil des Verfahrens gegenüber anderen Technologien, wie Expertensystemen und Fuzzy-Technologien für die Versuchsplanung, liegt in dem geringen Engineering-Aufwand. Da das Lernen und Strukturieren der Karten vollständig durch das Verfahren erbracht wird, entfällt aufwendiges Engineering und Eingeben von Wissen über den Versuch. Diese Form des Engineering ist integraler Bestandteil des Verfahrens selbst.

1. Verfahren zur Planung und Durchführung von Versuchen im Vorfeld oder während einer Produktion von technischen oder chemischen Produkten, bei dem alle für einen Versuch relevanten Größen zusammengefaßt und durch eine neuronale Analyse auf der Grundlage selbstorganisierender Karten, sogenannter SOM, in Beziehung zueinander ausgewertet werden indem eine topologieerhaltende, nichtlineare Projektion von Daten der relevanten Versuchs- oder Produktionsparameter auf eine mehrdimensionale SOM realisiert wird, und ausgehend von der SOM die nichtlinearen Zusammenhänge zwischen Ziel- und Einflußgrößen analysiert werden. 5
2. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, daß die Versuche für die Verbesserung und Optimierung von Produkten des Maschinenbaus, des Fahrzeugbaus, des Anlagenbaus, der Feinwerktechnik, der Chemischen Industrie und für Gentechnische Produkte und Werkstoffe verwendet werden sowie für die Optimierung von Prozessen zur Herstellung von Produkten in der Energie- und Kraftwerkstechnik. 10
3. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, daß die Versuche während der laufenden technischen oder chemischen Produktion zur Qualitätsüberwachung durchgeführt werden.
4. Verfahren nach einem der vorstehenden Ansprüche, dadurch gekennzeichnet, daß zur Beurteilung eines Versuches dieser durch die SOM simuliert und mit auf der SOM zuvor erfaßten und dargestellten Versuchsergebnissen verglichen wird. 15
5. Verfahren nach Anspruch 4, dadurch gekennzeichnet, daß das zu erwartende Versuchsergebnis einer festgelegten Zielgröße eines ausgewählten Versuches durch die SOM berechnet und höhenkodiert, farbkodiert oder numerisch ausgegeben wird. 20
6. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, daß ausgehend von einer strukturierten SOM neue Versuche mit maximalem Informationsgewinn identifiziert werden, indem diese potentiellen Versuche auf der SOM farblich kodiert dargestellt werden und ausgehend von diesen Bereichen die dazugehörigen Versuchsparameter ermitteln werden.
7. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, daß ausgehend von einer strukturierten SOM eine zielorientierte Sensitive Analyse durchgeführt wird, indem für jeden ausgewählten Wert einer Zielgröße auf der SOM die konkreten Werte oder die Einflüsse der zugrundeliegenden Versuchsparameter berechnet werden. 25
8. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, daß ausgehend von einer strukturierten SOM eine zielorientierte Sensitive Analyse durchgeführt wird, indem die Verteilung der Einfluß- und der Zielgrößen auf der SOM höhenkodiert dargestellt wird und Bereiche identifiziert werden, in denen sich die Einfluß- und die Zielgröße nur im vorgegebenen Maße ändern. 30
9. Verfahren nach Anspruch 8, dadurch gekennzeichnet, daß das Verfahren zur Stabilitätsanalyse eines Prozesses verwendet wird indem für die Zielgröße Bereiche, sogenannte Plateaus, auf der SOM identifiziert werden, die sich nur wenig verändern.
10. Verfahren nach Anspruch 8, dadurch gekennzeichnet, daß das Verfahren zum robusten und fehlertoleranten Entwurf eines Prozesses verwendet wird, indem für die Zielgröße oder für die Einflußgrößen Plateaus auf der SOM identifiziert werden, die sich nur wenig verändern. 35
11. Verfahren nach Anspruch 8, dadurch gekennzeichnet, daß das Verfahren zur Festlegung von zulässigen Toleranzen für Konstruktionsparameter verwendet wird.
12. Verfahren nach einem der vorstehenden Ansprüche, dadurch gekennzeichnet, daß seine Durchführung in nachstehenden Schritten erfolgt: 40
 - a) Aufnahme und Auswahl der Versuchsparameter und Aufbereitung der Daten,
 - b) Entfaltung des selbstorganisierenden, neuronalen Netzes im Zustandsraum der Anlage, basierend auf den Algorithmus von T. Kohonen, wobei die Werte der relevanten Versuchsparameter verwendet werden,
 - c) Darstellung des entfalteten Netzes als neuronale Karte, 45
 - d) Projektion des hochdimensionalen Versuchsfeldes auf die neuronale Karte, basierend auf der UMatrix-Methode oder mittels sogenannter winner-takes-all und/oder winner-takes-most Algorithmen, mit anschließender Visualisierung der aufsummierten Gewinnraten der einzelnen Neuronen auf der Karte,
 - e) gegebenenfalls Anwendung der Karte zur Simulation von Versuchen,
 - f) gegebenenfalls Identifizierung von Versuchen mit maximalem Informationsgewinn durch Anwahl der z. B. farblich visualisierten Versuchsflächen 50
 - g) gegebenenfalls zielorientierte Sensitive Analyse durch Auswahl von besonders sensitiven Bereichen, sog. Gipfel oder von nicht-sensitiven Bereichen, sog. Plateaus auf einer SOM, bei der die ausgewählte Versuchsgröße höhenkodiert dargestellt ist.
13. Verfahren zur Planung und Durchführung von Versuchen oder Produktionen in einer technischen oder chemischen Anlage, bei dem die zugrundeliegenden Zusammenhänge aller für einen Versuch relevanten Größen durch eine neuronale Modellierung auf Grundlage Radialer-Basis-Funktionen in Beziehung zueinander gebracht werden, indem ein Security-RBF-Netzwerk verwendet wird, das zusätzlich zum Modellwert die Sicherheit der Aussage angibt, indem die Aktivierungsantwort der Hidden-Neuronen ausgewertet wird. 55
14. Verfahren nach Anspruch 13, dadurch gekennzeichnet, daß das Security-RBF-Modell als what-if-Modell für die Versuche verwendet wird, indem die Auswirkungen von neu identifizierten Parameterkombinationen auf eine Zielgröße am Security-Modell simuliert wird. 60
15. Verfahren nach Anspruch 14, dadurch gekennzeichnet, daß das what-if-Modell zur Sensitiven Analyse des Versuches verwendet wird.
16. Verfahren nach Anspruch 13, dadurch gekennzeichnet, daß das Security-RBF-Modell zur Bestimmung von Versuchen mit maximalem Informationsgewinn verwendet wird, indem Versuchskombinationen gesucht werden, deren RBF-Modellierung einen Security-Wert ergibt, der erkennen läßt, daß eine neue Versuchskombination identifiziert wurde. 65

17. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 12, dadurch gekennzeichnet, daß die Ergebnisse, die mittels der SOM erhalten wurden, durch ein nachgeschaltetes Security-RBF-Modell verifiziert werden.

Hierzu 5 Seite(n) Zeichnungen

5

10

15

20

25

30

35

40

45

50

55

60

65

- Leerseite -

THIS PAGE BLANK (USPTO)

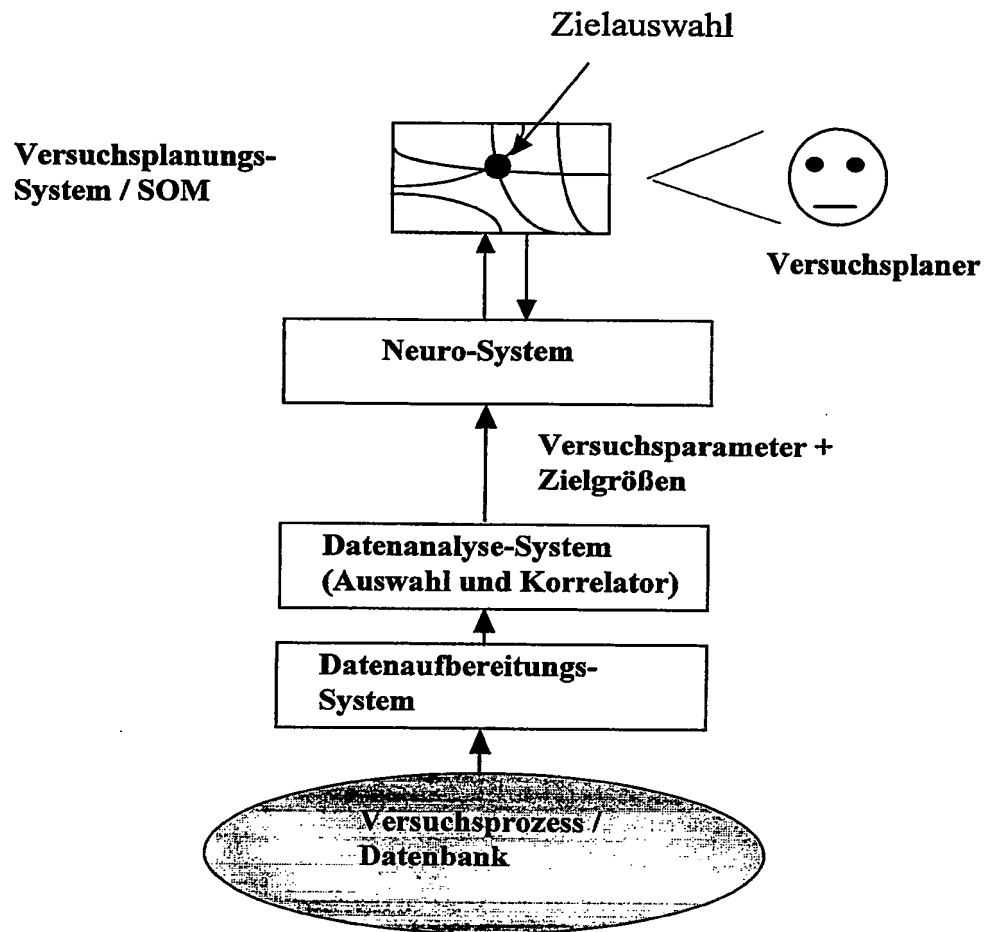


Fig. 1

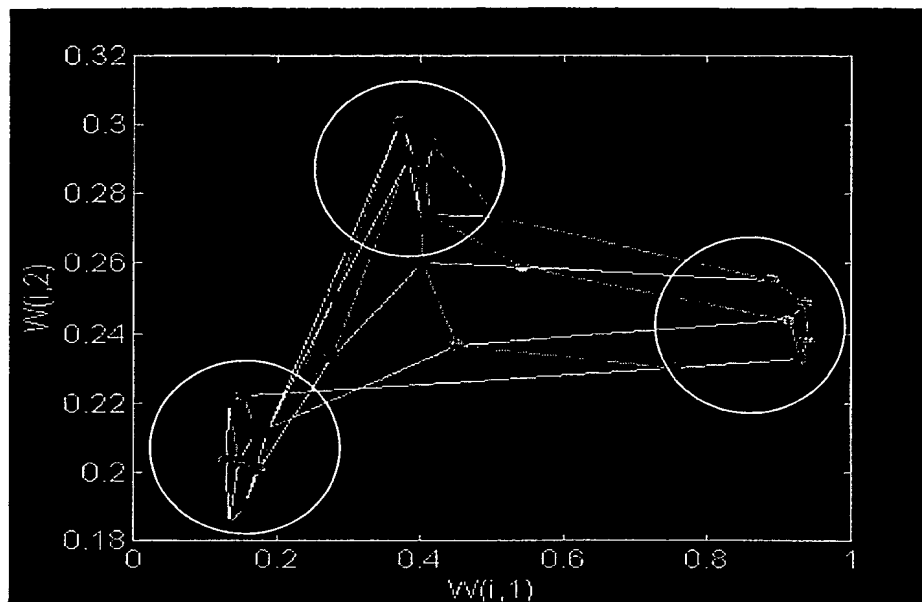


Fig. 2

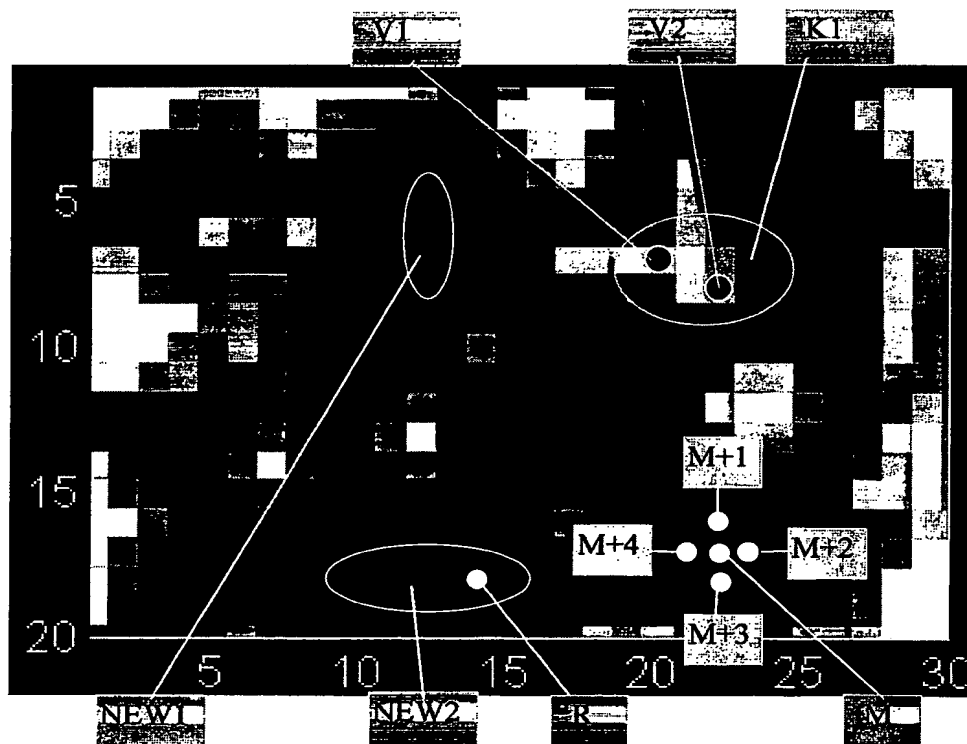


Fig. 3

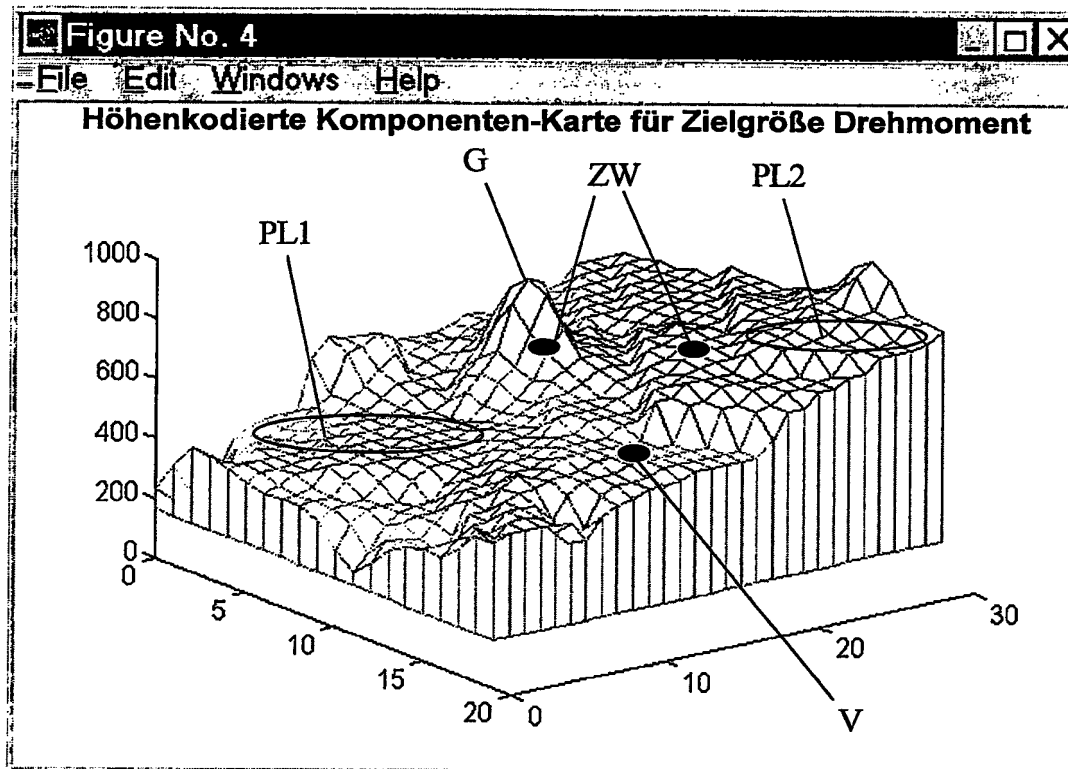


Fig. 4

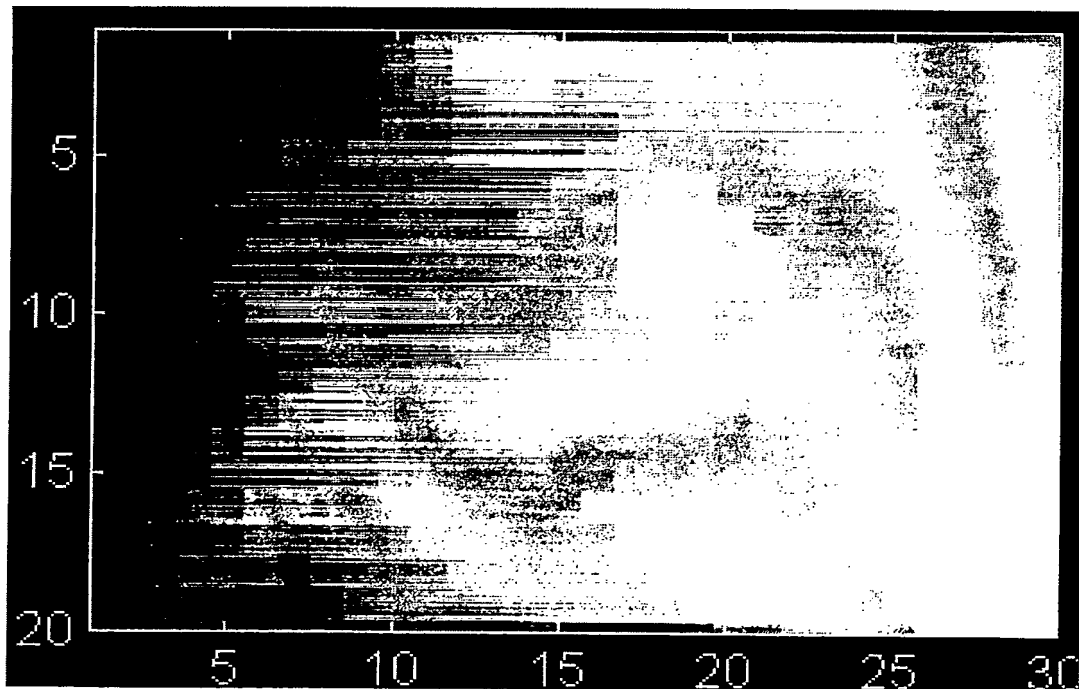


Fig. 5

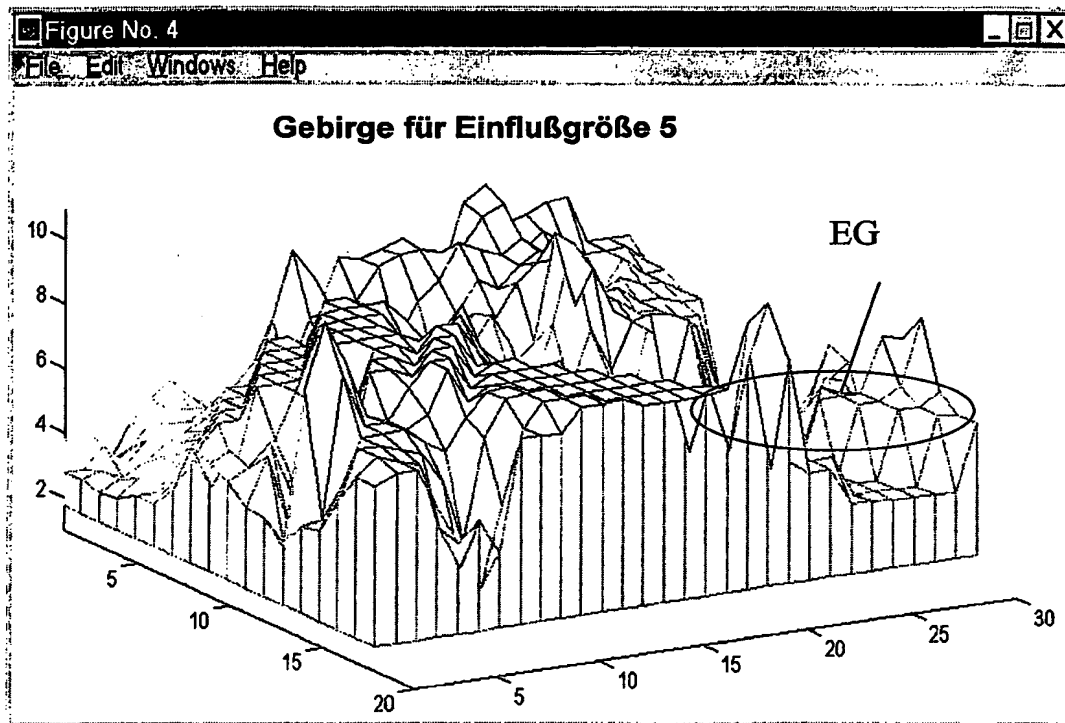


Fig. 6

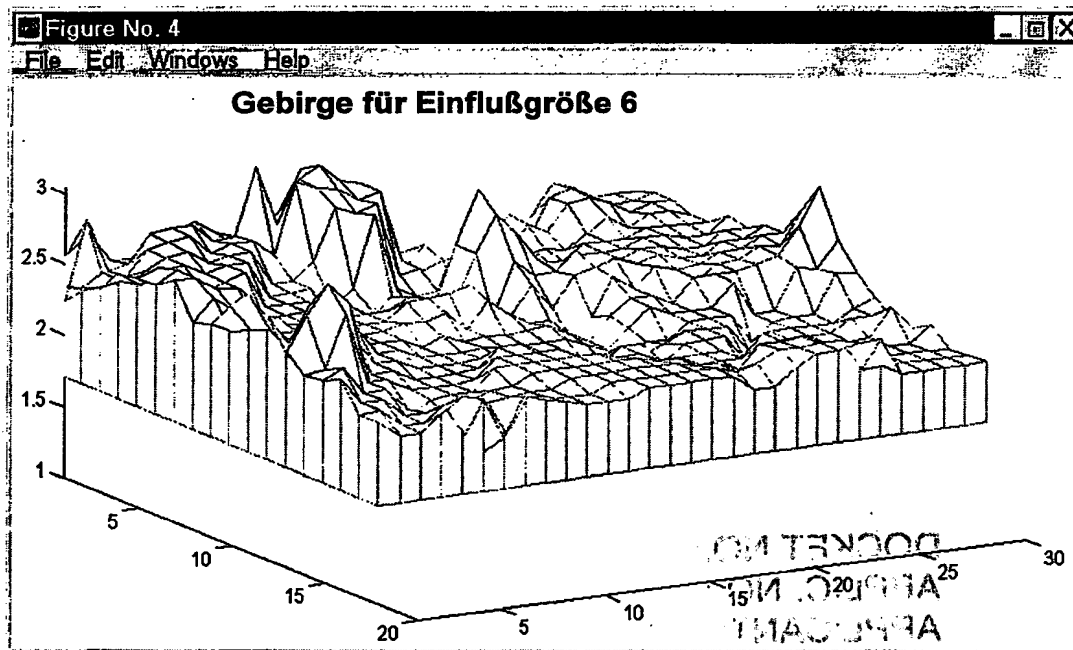


Fig. 7

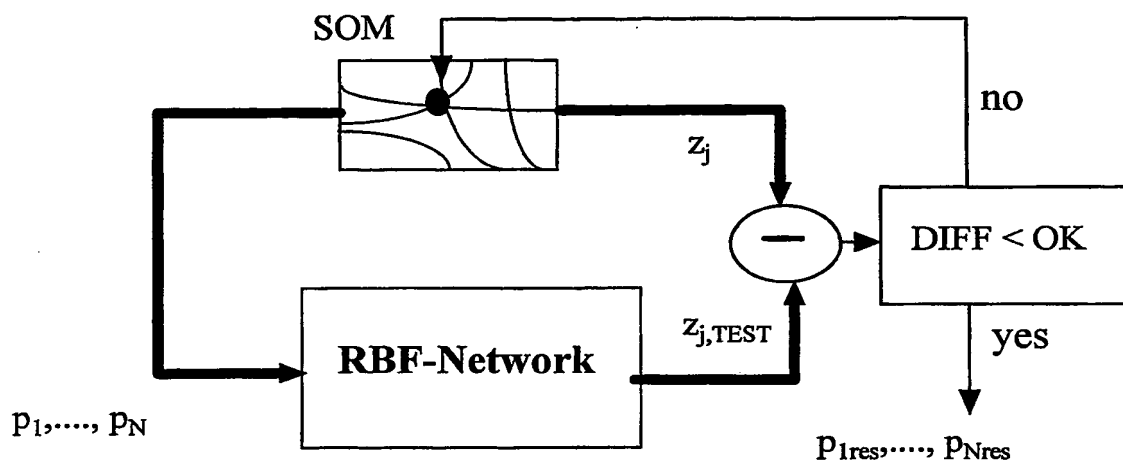


Fig. 8

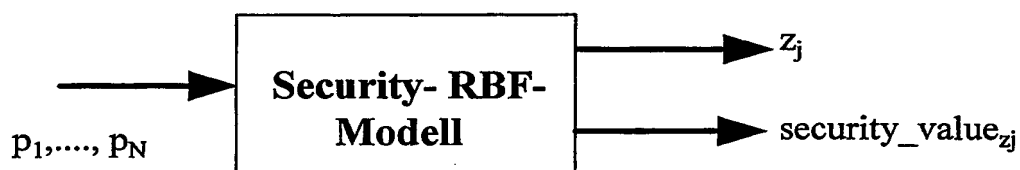


Fig. 9

DOCKET NO.:
APPLIC. NO.:
APPLICANT:

Lerner and Greenberg, P.A.
P.O. Box 2480
Hollywood, FL 33022
Tel.: (954) 925-1100